8Д

УДК 004.8

Д.В. Дроботько[1], И.В. Качур[2], В.Ф. Дроботько[1], Г.А. Городник[3]
[1]Донецкий физико-технический институт им. А.А. Галкина НАН Украины
[2]Государственный университет информатики и искусственного интеллекта, г. Донецк, Украина
[3]Донецкий национальный медицинский университет им. М. Горького, Украина

Система мониторинга и морфология формы нестационарных сигналов внутричерепного давления

В статье рассматривается разработанная и внедренная авторами система измерения внутричерепного давления (ВЧД). Предлагается для изучения волновых форм временных сигналов ВЧД использовать алгоритмы калмановской фильтрации и калмановского сглаживания, которые в каждый момент времени адаптивно производят оценку параметров авторегрессионной модели. С помощью предложенных алгоритмов изучена морфология волн ВЧД при острой травме головного мозга.

Введение

Измерение внутричерепного давления (ВЧД) является крайне важным при нейрохирургическом лечении. По оценкам Американской ассоциации нейрохирургов [1] только в течение 2002 года общее количество измерений ВЧД составило 110 000 процедур. Внутричерепная гипертензия наблюдалась в более чем 50% пациентов с острой травмой головного мозга (ТГМ) [2]. Кроме того, частота случаев повышенного ВЧД в течение госпитализации у пациентов располагалась в диапазоне от 30% до 80% [2]. Использование мониторинга ВЧД позволяет получить наиболее вероятный прогноз развития патологии, является методом, который позволяет провести патофизиологически обоснованный комплекс лечебных мероприятий [3].

Данные мониторинга ВЧД определяют методы снижения давления, например, путем дренирования спинномозговой жидкости (СМЖ), что приводит к улучшению мозговой перфузии.

В мировой практике разработано и внедрено множество способов контроля ВЧД. Системы мониторинга ВЧД классифицируются по месторасположению или по типу системы датчика преобразования давления. Фондом травмы головного мозга (Brain Trauma Foundation) совместно с Американской ассоциацией нейрохирургов (American Association of Neurological Surgeons) был опубликован обзор работ по технологии мониторинга ВЧД [4]. Оптимальным внутричерепным местоположением систем мониторинга ВЧД являются вентрикулярное, паренхимальное, субдуральное, субарахноидальное и эпидуральное пространства. Вентрикулярное ВЧД используется как исходный эталон для сравнения точности измерения давления в других внутричерепных отделах.

Ранжирование систем мониторинга ВЧД, основываясь на их точности, надежности и стоимости, имеет следующий порядок [4]: интравентрикулярные системы – жидкостно-заполненный катетер с внешним тензометром; интравентрикулярные системы – микрокристаллический тензометр или волоконно-оптический датчик; паренхимальные системы преобразования давления; субдуральные системы; субарахноидальные жидкостно-заполненные системы и эпидуральные системы. После имплантации катетера или датчика система передает изменения давления к измерительному преобразователю, который конвертирует импульсы в видимую индикацию, или в цифровые величины.

Целью данной работы является разработка и исследование предлагаемой авторами наиболее точной по измерению и дешевой по стоимости, вентрикулярной жидкостно-заполненной системы для мониторинга ВЧД с внешним тензометром, позволяющей производить калибровку in vivo. Использование алгоритмов калмановской фильтрации и калмановского сглаживания, которые в каждый момент времени адаптивно производят оценку параметров авторегрессионной модели. С помощью предложенных алгоритмов изучена морфология волн ВЧД при острой травме головного мозга (ОТГМ).

Материал и методы исследования

Проведено обследование 19 пострадавших с тяжелой черепно-мозговой травмой (глубина коматозного состояния по шкале ком Глазго менее 8 баллов), находящихся на лечении в отделении нейрореанимации Донецкого областного клинического территориального медицинского объединения.

Внешний жидкостно-заполненный тензометрический (пневматический) измерительный преобразователь

Наиболее распространенная жидкостная система мониторинга ВЧД представляет собой катетер с эластичным баллончиком на ее конце, полностью заполненным жидкой средой, которая передает давление от области измерения на мембрану преобразователя давления. При импульсном воздействии на жидкостную замкнутую систему катетер-преобразователь могут возникать собственные колебания. Частота и коэффициент демпфирования таких колебаний определяется тремя механическими коэффициентами: податливостью (C), инерцией жидкости (I) и сопротивлением жидкости (R). Податливость связана с гибкостью мембраны преобразователя давления и эластичностью баллончика катетера. Инерция жидкости определяется коэффициентом, обусловленным давлением ускорения жидкости через катетер. Сопротивление жидкости зависит от вязкости жидкости в катетере и ее трения о стенки катетера. Резонансная частота F_n и коэффициент демпфирования ξ имеют следующий вид:

$$F_n = \frac{1}{2\pi\sqrt{IC}}; \quad \xi = \frac{R}{2}\sqrt{\frac{C}{I}}. \tag{1}$$

Из этих формул следует, что при малых коэффициентах податливости и инерции жидкости резонансная частота сдвигается в сторону высоких частот.

Полученный коэффициент демпфирования условно можно разбить на три части: слабо демпфированный, сильно демпфированный и оптимально демпфированный. В слабо демпфированной системе волны давления имеют тенденцию отражаться в пределах катетера и трубки преобразователя, создавая гармоники стоячих волн. В сильно демпфированной системе фрикционные силы препятствуют передаче волны ВЧД таким образом, что она теряет энергию. В слабо демпфированной системе из-за сдвига фаз между колебаниями ВЧД и собственными колебаниями (стоячими волнами) форма волны ВЧД становится узкой, достигая пикового максимума, что приводит к ошибкам до 50% в измерении ВЧД. С другой стороны, с ростом демпфирования уширяется и сглаживается форма волны ВЧД.

Физические свойства катетера также влияют на передачу формы волны давления. Как правило, более жесткий, короткий и белее тонкий катетер приводит к передаче более точной формы волны давления [5].

Мы изготовили жидкостную систему катетер-преобразователь давления (тензометр), где полиуретановый катетер с более эластичным силиконовым баллончиком на конце заполнен физиологическим раствором и присоединен к тензометру через капиллярный блок.

Капиллярный блок позволяет сепарировать колебания внутричерепного давления от собственных колебаний жидкой среды в тензометре. Заполненный физиологическим раствором полиуретановый катетер длиной 250 мм и внутренним диаметром 1 мм с силиконовым баллончиком на конце является оптимально демпфируемой системой. В тензометре средой, передающей давление, является вязкая силиконовая жидкость. Система капиллярный блок-мембрана тензометра представляет собой избыточно демпфируемою систему, в которой подавляются собственные колебания, частота которых, согласно (1), сдвигается в сторону высоких частот и коэффициент затухания растет из-за увеличения вязкости силиконовой жидкости. Более того, капиллярный блок позволяет сепарировать стерильный физиологический раствор в катетере от вязкой силиконовой жидкости в тензометре, не допускает их смешивание.

В капиллярном блоке предусмотрен узел, позволяющий производить калибровку датчика in vivo. Контрольной точкой является атмосферное давление. Обнуление происходит открытием запорного крана на атмосферное давление. Запорный кран присоединяет к капиллярному блоку либо катетер, либо воздушный интерфейс. Обнуление устраняет нулевой дрейф, который возникает при смещении катетера в результате движения пациента.

Измерение давления производится с помощью сенсора, принцип действия которого основан на тензорезистивном эффекте – изменении электрического сопротивления полупроводника в результате действия нагрузки, создающей деформацию. Чувствительным элементом сенсора является мембрана с тензорезисторами, сформированными в эпитаксиальной пленке кремния на подложке из сапфира, припаянной серебросодержащим припоем к кварцевой мембране. Терморезисторы соединены в мостовую схему. Под действием давления измеряемой среды мембрана прогибается, тензорезисторы меняют свое сопротивление, что приводит к разбалансировке моста Уинстона. Разбалансировка линейно зависит от степени деформации резисторов и, следовательно, от приложенного давления. Мы использовали тензорезистивный сенсор разработки Института физики полупроводников НАН Украины, НПФ «Рост», г. Киев. Для уменьшения температурной погрешности измерения давления была предусмотрена пассивная схема термокомпенсации, состоящая из нескольких напыленных тонкопленочных компенсационных терморезисторов, снижающих температурный дрейф нуля выходного напряжения в 6 – 10 раз.

На основе жидкостно-заполненной системы катетер-тензометр нами был разработан прибор ВЧД мониторинга с измерительным модулем М3500Р (УкрЦЕНДИСИ НАН Украины, г. Киев) [6]. В настоящее время прибор используется в нейрохирургии для мониторинга нарастающей внутричерепной гипертензии у пациентов с черепно-мозговой травмой, ишемическим и геморрагическим инсультом, опухолью мозга [7], [8]. Системное программное обеспечение позволяет адресное обращение к измерительным модулям, введение информации к компьютеру, накопление и математическую обработку данных и их графическое изображение в течение мониторинга несколько суток непрерывно.

Адаптивная авторегрессионная (ААР) модель нестационарных колебаний ВЧД

Наблюдаемые сигналы внутричерепного давления представляют собой временной ряд, который математически может быть представлен авторегрессионной (АР) моделью. Естественные сигналы (речь, музыка или сейсмические сигналы), а также многие биомедицинские сигналы (электроэнцефалограмма) имеют авторегрессионную структуру. Однако эти сигналы искажены совокупным широкополосным шумом (шумом измерения, экологическим шумом), следовательно, необходимо усиление сигналов для дальнейшей их обработки.

Авторегрессионная модель выводит путь, по которому синтезируется вероятностный процесс временного ряда *x(n)*. Этот процесс *x(n)* можно создать, применяя мероморфный (все полюса) фильтр к белому шуму *e(n)* с нулевым средним и дисперсией σ^2. Этот процесс схематично показан на рис. 1.

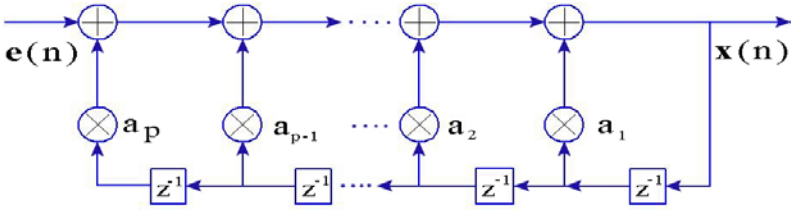


Рисунок 1 – АР процесс, где *e(n)* является входом (нулевое среднее белого шума) и *x(n)* является выходом (сигнал, который будет смоделирован)

Следует обратить внимание, что сигнал при анализе является фактически выходом системы. Это является существенным отличием АР модели от других методов спектрального анализа, в которых исследуемый сигнал разлагают на составляющие при входе к фильтру (например, быстрое преобразование Фурье). Поэтому коэффициенты фильтра содержат информацию относительно спектрального содержания *x(n)* и определяются как параметры АР модели. В соответствии с этим АР модель является параметрической моделью.

Модель АР весьма проста и полезна для описания стохастического поведения временного ряда. Он описан следующим уравнением [9]:

$$x(n) = \sum_{k=1}^{p} a_k x(n-k) + e(n)\,, \tag{2}$$

где $x(n)$ – анализируемый физиологический сигнал (сигнал ВЧД) в момент *n*, $\{a_k\}_{k=1}^{p}$ – параметры модели, $\left\{x(n-k)_{k=1}^{p}\right\}$ – задержанные выборки сигнала и $e(n)$ – вход модели, который принимаем как независимую случайную последовательность и обычно распределенную с нулевым средним (белый шум) и дисперсией σ^2. Индекс *n* является целым числом и описывает дискретные, равноудаленные моменты времени. Время *t* в секундах является $t = n/f_s = n\times\Delta T$ с частотой выборки f_s и интервалом выборки $\Delta T = 1/f_s$. Для простоты вводится векторная запись для АР параметров и вектора, $\boldsymbol{X}(n)^T$:

$$\boldsymbol{a}(n) = \left[a_1(n), \ldots a_p(n)\right]^T,$$

$$\boldsymbol{X}(n)^T = \left[x(n), \ldots, x(n-p+1)\right]^T, \tag{3}$$

где $a_1(n), \ldots, a_p(n)$ – авторегрессионные коэффициенты при времени *n*; $x(n-p+1), \ldots, x(n)$ – последовательные (поочередные) данные от анализируемого сигнала ВЧД. Соответственно модель AR может быть написана как

$$x(n) = \mathbf{a}(n)^T \mathbf{X}(n)^T + e(n) \tag{4}$$

и передаточная функция в Z-области имеет вид

$$x(z)/e(z) = 1\big/(1 - a_1 \times z^{-1} - \ldots - a_p \times z^{-p})\,. \tag{5}$$

Спектральная плотность *x(n)*, обозначенная как S_{AR}, связана с АР параметрами для модели *p*-го порядка уравнением [10]:

$$S_{AR}(n,f) = \frac{\sigma_n^2}{\left|1 - \sum_{k=1}^{p} a_k(n) e^{-j2\pi f\Delta T}\right|^2} \tag{6}$$

Авторегрессионный метод анализа является параметрическим методом, обладающим большой вычислительной мощностью. Поэтому в состоянии описать полностью статистику второго порядка временного ряда, включая спектральный анализ. АР-спектр является спектром максимальной энтропии и, следовательно, описывает функцию спектральной плотности наиболее точно с минимальным числом параметров. Кроме того, АР моделирование не требует выбора определенного диапазона частот. Индивидуальные изменения средней частоты, которые могут быть важными при исследовании сигнала, можно более легко рассмотреть в АР модели.

Обычно ВЧД является неустановившимся процессом, и АР параметры изменяются со временем (так же, как и дисперсия σ_n). Для адресации нестационарного поведения биомедицинских сигналов необходимо использовать окно смещения оценок АР параметров. В зависимости от размера и сдвига окна традиционные алгоритмы оценки АР параметров могут требовать больших вычислительных затрат. Вместо этого можно оценить нестационарные АР параметры, вводя динамическую модель и используя фильтр Калмана [11]. Такой подход называется как адаптивное авторегрессионное (ААР) моделирование и успешно использовался при анализе ЭЭГ [9].

Калмановская фильтрация нестационарных колебаний ВЧД

Фильтр Калмана был предложен в 1960 году доктором R.E. Kalman, как оптимальный рекурсивный фильтр для оценки вектора состояния из данных измерения искажённых шумом [12]. Его преимущества перед другими фильтрами, например, такими, как фильтр Винера в уменьшении математической сложности обработки больших последовательностей данных. Блок-схема фильтра Калмана показана на рис. 2, где ОШЗ представляет одношаговую дискретную задержку. Дискретно-временной фильтр Калмана обеспечивает рекурсивное решение замкнутой формы для оценки линейных дискретно-временных динамических систем, которые могут быть описаны уравнениями вида [10]:

$$a_n = A_{n-1} a_{n-1} + q_{n-1}$$

$$x_n = X_n a_n + v_n, \tag{7}$$

где a_n – обновленный вектор состояния системы на временном шаге n; a_{n-1} – вектор состояния системы на временном шаге n-1; x_n – вектор измерения на временном шаге n; $Q_{n-1} \sim N(0, Q_{n-1})$ – шум процесса на временном шаге n-; $v_n \sim N(0, V_n)$ – шум измерения на временном шаге n; A_{n-1} – матрица перехода динамической системы; X_n – матрица модели измерения.

Предшествующее (априорное) распределение для состояния - $a \sim N(a_0, P_0)$, где параметры a_0 и P_0 устанавливаются, используя информацию, известную о системе при исследовании.

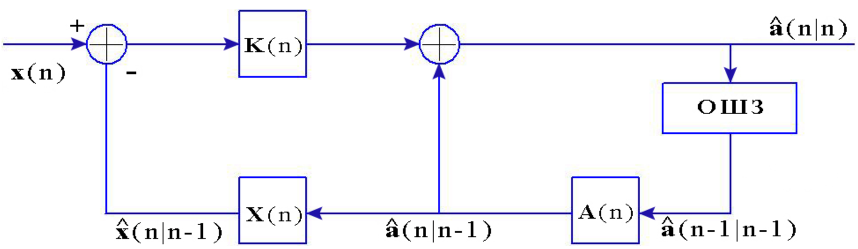


Рисунок 2 – Блок-схема фильтра Калмана

Фильтр Калмана функционирует в два шага: шага предсказания, где следующее состояние системы предсказано беря предыдущие измерения, и шага обновления, где текущее состояние системы оценено беря измерение при этом временном шаге. Шаги приводят к следующим уравнениям:

Шаг предсказания:

$$a_n^- = A_{n-1} a_{n-1}, \tag{8}$$

$$P_n^- = A_{n-1} P_{n-1} A_{n-1}^T + Q_{n-1}. \tag{9}$$

Шаг обновления:

$$e_n = x_n - X_n^T a_n^-, \tag{10}$$

e_n – разность между фактическим и расчётным измерениями на временном шаге n.

$$R_n = X_n P_n^- X_n^T + V_n, \tag{11}$$

R_n – ковариация предсказания измерения на временном шаге n.

$$K_n = P_n X_n R_n^{-1} \tag{12}$$

K_n – коэффициент усиления фильтра.

$$a_k = a_k^- - K_k e_k \tag{13}$$

$$P_k = P_k^- - K_k R_k K_k^T \tag{14}$$

предполагаемое среднее a_n и ковариация состояния P_n на временном шаге n после наблюдения измерения.

Эти уравнения используются рекурсивно для получения оценки состояния при данном n. Существует два основных фактора, которые могут влиять на работу фильтра Калмана [10], первый – введение параметров фильтра Калмана, таких, как ковариация шума процесса, ковариация шума измерения, и второй – начальные условия. Эти параметры – настраиваемые механизмы фильтра.

Из приведенных уравнений фильтра Калмана видно, что усиление зависит от ковариации предсказания и ковариации шума измерения $\boldsymbol{V}_n$. Ковариация предсказания также зависит от ковариации шума процесса $\boldsymbol{Q}_n$. Если ковариация шума процесса в уравнении (9) большая, увеличивается ковариация предсказания. Поэтому усиление фильтра Калмана в уравнении (12) можно рассматривать как баланс между ковариацией шума процесса к ковариации шума измерения. Учитывая это обстоятельство, с ростом ковариации шума процесса возрастает усиление фильтра Калмана и, следовательно, увеличивается полоса пропускания. Это вызывает более быстрый переходный отклик, который приводит к большему количеству шума в оценках, произведенных уравнением (8). Такой же эффект может быть достигнут, уменьшая ковариацию шума измерения в уравнении (11). Если ковариация шума процесса будет минимальной, произойдет противоположный эффект, который подразумевает, что меньше шума будет присутствовать в оцененном состоянии.

Что касается выбранных начальных условий, только часть действующего алгоритма будет переходной частью. Поскольку обрабатывается большое количество данных, начальные условия исчезают, в конечном счете достигается устойчивое значение состояния. Выбирая большую ковариацию предсказания, больше акцента будет уделено измерению и меньше – к модели в переходной фазе.

Оптимальный сглаживающий фильтр с фиксированным интервалом

Задача сглаживания отличается от фильтрации тем, что для извлечения информации о сигнале в момент времени n используются данные, полученные позже. Это означает, что в процессе сглаживания в получении результата присутствует задержка. Процесс сглаживания в статистическом смысле является более точным, чем фильтрация, посколь-

ку при сглаживании можно использовать данные, полученные не только после момента времени *n*, но и до него. Алгоритм оптимального сглаживающего фильтра с фиксированным интервалом, известный как сглаживающий фильтр Rauch-Tung-Striebel или дискретно-временной сглаживающий фильтр Калмана, был разработан для использования в сопряжении с фильтром Калмана [11]. Алгоритм этого фильтра повторно вычисляет каждую оценку, произведенную фильтром Калмана, основанную на информации, полученной для всего набора проанализированных данных. Эта процедура выполняется блок-схемой, показанной на рис. 3, где ДВШ обозначает один дискретно-временной шаг.

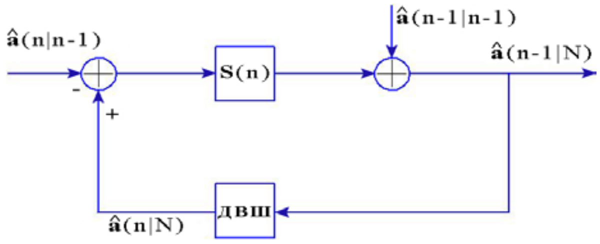


Рисунок 3 – Блок-схема оптимального сглаживающего фильтра с фиксированным интервалом

Среднее значение и ковариация $\boldsymbol{a}_n^S$ и $\boldsymbol{P}_n^S$ вычисляются с помощью следующих уравнений:

$$\mathbf{a}_{n+1}^{-} = \mathbf{A}_n \mathbf{a}_n \ , \qquad (15)$$

$$\mathbf{P}_{n+1}^{-} = \mathbf{A}_n \mathbf{P}_n \mathbf{A}_n^T + \mathbf{Q}_n \, , \qquad (16)$$

$$\mathbf{S}_n = \mathbf{P}_n \mathbf{A}_n^T [\mathbf{P}_{n+1}^{-}]^{-1} \ , \qquad (17)$$

$$\mathbf{a}_n^s = \mathbf{a}_n + \mathbf{S}_n [\mathbf{a}_{n+1}^s - \mathbf{a}_{n+1}^{-}] \, , \qquad (18)$$

$$\mathbf{P}_n^s = \mathbf{P}_n + \mathbf{S}_n [\mathbf{P}_{n+1}^s - \mathbf{P}_{n+1}^{-}] \, \mathbf{S}_n^T \, , \qquad (19)$$

где $\boldsymbol{a}_n^S$ и $\boldsymbol{P}_n^S$ – сглаженные оценки средних значений состояния и ковариации состояния на временном шаге *n;* $\boldsymbol{a}_n$ и $\boldsymbol{P}_n$ – оцененные фильтром средние значения состояния и ковариации состояния на временном шаге *n;* $\boldsymbol{a}_{n+1}$ и $\boldsymbol{P}_{n+1}$ – предсказанные средние значения состояния и ковариации состояния на временном шаге *n+1* те же, что и в фильтре Калмана; $\mathbf{S}_n$ – усиление сглаживающего фильтра на временном шаге *n*, которое указывает, насколько сглаженные оценки должны быть подправлены на этом определенном временном шаге.

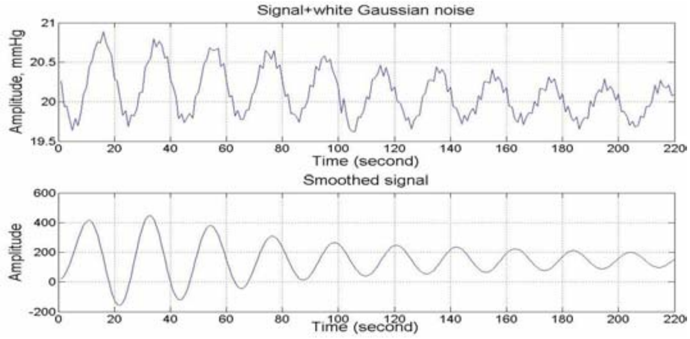
Из этих уравнений следует, что рекурсия в фильтре Калмана продвигается вперед, а в сглаживающем фильтре назад. В сглаживающем фильтре рекурсия начинается с последнего временного шага *N* с $\boldsymbol{a}_n^S = \boldsymbol{a}_N$ и $\boldsymbol{P}_n^S = \boldsymbol{P}_N$. В этом и состоит основное отличие между фильтром Калмана и сглаживающим фильтром Калмана.

Результаты измерений и обсуждение

Лундберг (Lundberg) идентифицировал три различных типа динамики изменений среднего значения ВЧД, как A-, B- и C- волны. Проводился детальный анализ B-волн, поскольку их наличие может свидетельствовать об увеличении риска развития внутричерепной гипертензии. Неустойчивый характер этих волн, визуальный анализ временного сигнала, искажения волн обычными преобразователями, неадекватное осуществление выборки и плохое разрешение монитора часто приводят к исчезновению волны. Используя вышеописанную методику, мы наблюдали у пациентов с острой травмой головного мозга различные типы B-волн – синусоидальной формы (рис. 4), пилообразной формы, их суперпозицию с пульсовыми и респираторными волнами (рис. 5 и рис. 6). Наблюдаемые нами медленные ВЧД волны попадают в три отчетливых частотных диапазона,

определенных в [13], как ультра B-волны от 0,05 Гц до 0,2 Гц; B-волны от 0,008 Гц до 0,05 Гц; и инфра B-волны ниже 0,008 Гц.

а)



b)

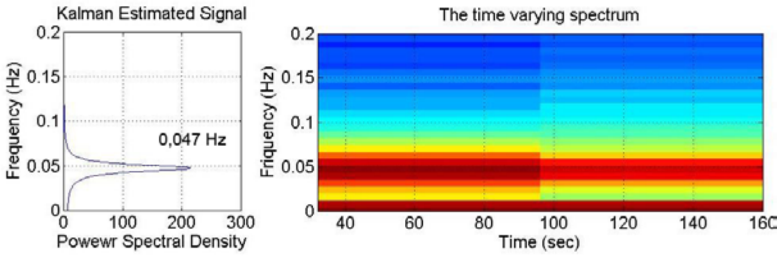


Рисунок 4 – Пример медленной синусоидальной B-волны при ТГМ, оцененный сглаживающим фильтром Калмана (больной Н-ов): a) ВЧД сигнал; b) спектральная плотность мощности и изменяющийся во времени спектр B-волны

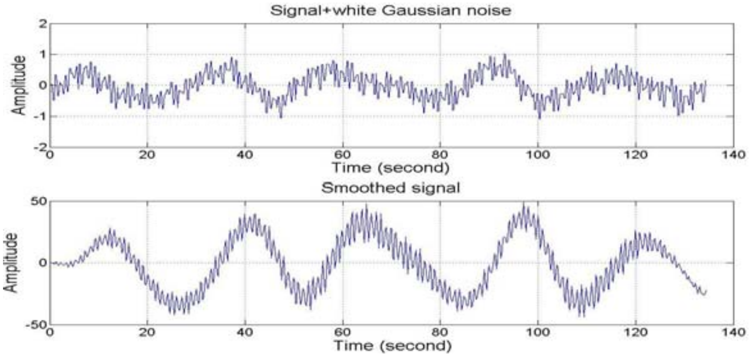
В нормальном физиологическом состоянии ВЧД показывает пульсирующую регистрацию на двух различных частотах – одно синхронное с артериальным пульсом, в то время как другое медленнее, согласованное во времени с дыханием (респираторной компонентой). Обычно амплитуда дыхательных колебаний больше, чем сердечных колебаний, но при внутричерепной гипертензии артериальные пульсации также принимают большую амплитуду. Сосудистые волны вызваны артериальными пульсациями в больших сосудах внутри головного мозга и производят колебания в объеме желудочковой системы. Дыхательная (респираторная) волна синхронна с изменениями в центральном венозном давлении и отражает внутригрудное давление. Поэтому B-волны ВЧД почти всегда содержат компоненты и пульсовых волн (рис. 5), и респираторных волн (рис. 6).

У всех пациентов с ОТГМ наблюдается триггерное переключение волн ВЧД, когда волна длительностью 80 – 120 секунд с области частот 0,11 – 0,24 Гц импульсно переключается на частоты 0,45 – 0,57 Гц и затем таким же образом переключается в исходное состояние (рис. 7). Происходит как бы частотная модуляция волны ВЧД в виде меандра с длительностью и амплитудой несколько различной в отдельности для каждого пациента. У большинства пациентов мы наблюдали это явление перед возникновением ультра B-волн, а иногда и в течение B-волны.

Достоверная причина такого триггерного переключения волн ВЧД не ясна. Одно из возможных предположений состоит в следующем. Наступление волны можно описать сосудорасширяющей каскадной моделью, представляющей замкнутый контур нестабильного процесса, сопряженного с активным расширением кровеносных сосудов, ростом объема мозгового кровотока (ОМК), поднятия ВЧД и уменьшения церебрального перфузного давления (ЦПД). Относительно быстрое окончание волны может быть описано

вазоконстрикцийной каскадной моделью, в которой активное сосудосуживающее событие обусловлено уменьшением ОМК и ВЧД и ростом ЦПД [14].

а)



b)

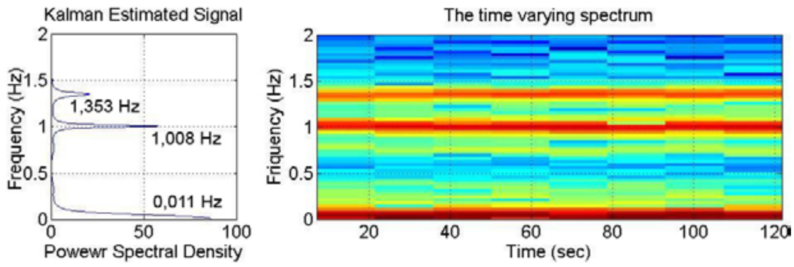
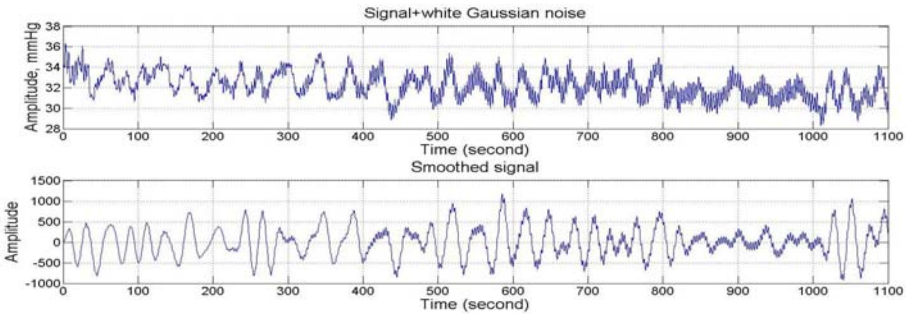


Рисунок 5 – Пример суперпозиции волн – синусоидальной В-волны и пульсовой волны при ТГМ, оцененных сглаживающим фильтром Калмана (больной Н-ов): а) ВЧД сигнал; b) спектральная плотность мощности и изменяющийся во времени спектр пульсовой и В-волны

а)



b)

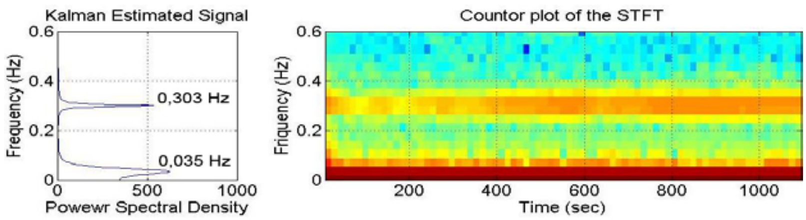
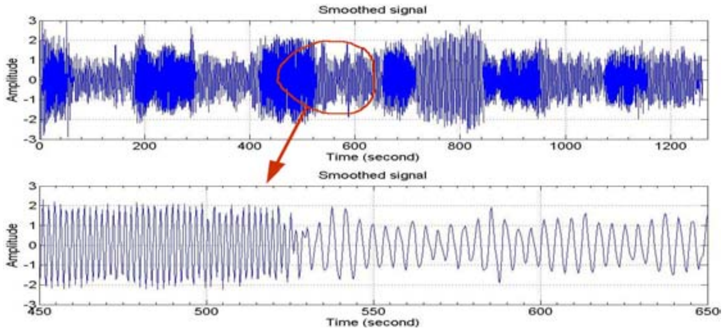


Рисунок 6 – Пример суперпозиции волн – пилообразной В-волны и респираторной волны при ОТГМ, оцененных сглаживающим фильтром Калмана (больной Т.): а) ВЧД сигнал; b) спектральная плотность мощности и изменяющийся во времени спектр респираторной и В-волны

а)



б)

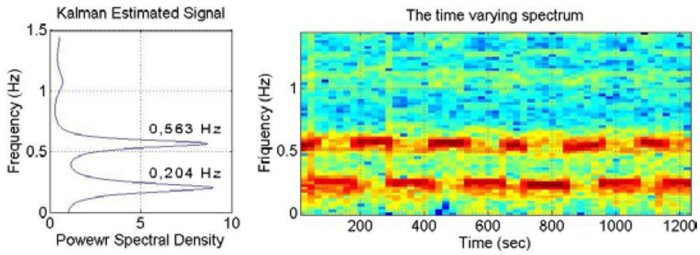


Рисунок 7 – Пример триггерного переключения респираторных волн ВЧД (больной С.)

Поскольку сосудорасширяющая/сужающая каскадная модель постулирует интактное прежнее регулирование давления до начала волны [14], возможно, что в течение периода перед волной критическая частота колебаний передачи цереброваскулярного давления будет демпфировать [13]. Однако начало волны, активное расширение кровеносных сосудов, будет требовать от сосудистого тонуса цереброваскулярного русла результирующего роста в способности цереброваскулярного русла колебаться (вибрировать). При окончании волны сосудорасширяющая/сужающая каскадная модель описывает понижение в ОМК в результате активной вазоконстрикции, как основы для понижения ВЧД. Таким образом, тонус цереброваскулярного русла будет возрастать.

Выводы

В данной работе представлена разработанная авторами жидкостно-заполненная система вентрикулярного мониторинга ВЧД и показано применение фильтра Калмана и сглаживающего фильтра Калмана для оценки меняющегося во времени спектра. Оценка спектра основана на параметрической ААР модели. В случае, где все наблюдения доступны перед применением процедуры оценки, сглаживающий фильтр Калмана может использоваться вместо фильтра Калмана. Однако для обработки в реальном масштабе времени использовать эту процедуру нецелесообразно. Показана целесообразность использования фильтра Калмана при использовании модели, которая зависит от некоторых параметров. Например, в ААР модели допускается изменение параметров во времени, тогда оценка этих параметров может быть выполнена, используя фильтр Калмана. Если предположение линейности не может быть использовано, в том случае могут использоваться некоторые модификации фильтра Калмана, такие как расширенный фильтр Калмана.

Необходимы дальнейшие исследования для выяснения роли медленных волн ВЧД при мониторинге пациентов с внутричерепной гипертензией, гидроцефалией, тяжелой черепно-мозговой травмой, исследования причин обнаруженного триггерного переключения волн ВЧД. Перспективно также использовать широкий выбор математических инструментов для анализа как в частотной, так и временной областях волн ВЧД.

Литература

1. Brain Trauma Foundation, Inc., American Association of Neurological Surgeons (AANS), Congress of Neurological Surgeons (CNS), AABS/CNS Joint Section on Neurotrauma and Critical Care // Guidelines for the management of severe traumatic brain injury: Cerebral perfusion pressure. – New York : Brain Trauma Foundation, Inc., 2003.
2. Hlatky R. Intracranial hypertension and cerebral ischemia after severe traumatic brain injury [Электронный ресурс] / R. Hlatky, A. Valadka, C. Robertson // Neurosurgical Focus. – 2003. –№ 14(4). – Режим доступа : www.medscape.com/viewarticle/452766
3. Brain Trauma Foundation. Indications for intracranial pressure monitoring // Journal of Neurotrauma. – 1996. – № 13(11). – P. 667-679.
4. Povlishock J.T. Guidelines for the Management of Severe Traumatic Brain Injury, 3rd Edition. Brain Trauma Foundation, American Association of Neurological Surgeons (AANS), Congress of Neurological Surgeons (CNS), AANS/CNS Joint Section on Neurotrauma and Critical Care / J.T. Povlishock and M.R. Bullock // J. Neurotrauma. – 2007. – Vol. 24, Supplement 1. – P. S1-S106.
5. McGhee B.H. Monitoring Arterial Blood Pressure: What You May Not Know / McGhee B.H., Bridges MEH // Critical Care Nurse. – 2002. – Vol. 22, № 2. – P. 60-78.
6. Принципы и методы диагностики и интенсивной терапии отека и набухания головного мозга : метод. рекомендации / [Черний В.И., Городник Г.А., Кардаш А.М. и др.]. – Донецк, 2003. – 56 с.
7. Черний В.И. Мониторинг изменений внутричерепного и церебрального перфузионного давления у пострадавших с тяжелой черепно-мозговой травмой / В.И. Черний, Г.А. Городник, А.М. Кардаш [и др.] // IV з'їзд нейрохірургів України (Дніпропетровськ, 27 – 30 травня 2008 р.) : матеріали з'їзду. – Дніпропетровськ, 2008. – С. 183.
8. Черний В.И. Нейрофизиологический мониторинг интенсивной терапии в остром периоде тяжелой черепно-мозговой травмы. Медицина неотложных состояний / В.И. Черний, Г.А. Городник, А.М. Кардаш [и др.] // Специализированный научно-практический журнал. – 2008. – № 2(15). – С. 72-76.
9. Schlögl A. The Electroencephalogram and the Adaptive Autoregressive Model: Theory and Applications. Dissertation, (Dr. techn.) / Schlögl A. – April 2000, Graz. – 83 p.
10. Haykin S. Adaptive Filter Theory, 4E / Haykin S. – Prentice Hall, Inc., 2002. – P. 748.
11. Rauch H.E. Maximum likelihood estimates of linear dynamic systems / H.E. Rauch, F. Tung and C.T. Streibel // AIAA J. – 1965. – № 3(8). – P. 1445-1450.
12. Kalman R.E. A new approach to Linear Filtering and Prediction Theory / R.E. Kalman // Journal of Basic Engineering Trans. of ASME. – 1960. – № 82. – P. 34-45.
13. Rosner M.J. Origin and evolution of plateau waves. Experimental observations and a theoretical model / Rosner M.J., Becker D.P. // J. Neurosurg. – 1984. – № 60(2). – P. 312-324. [PubMed: 6693959].
14. Москаленко Ю.Е. Медленные периодические колебания внутри черепа: Феноменология, происхождение, информационная значимость / Ю.Е. Москаленко, В. Фрайман, Г.Б. Вайнштейн [и др.] // Физиология человека. – 2001. – Т. 27. № 2. – С. 1-9.
15. Narayan Raj K. Neurotrauma / Narayan Raj K., Wilberger Jack E. and Polishock John T. – New York : McGraw Hill, 1966.
16. A computer software for frequential analysis of slow intracranial pressure waves. Comput Meth Programs Biomed 42 / [Lemaire J.J., Boire J.Y., Chazal J., Irthum B.]. – 1994. – P. 1-14.

Д.В. Дроботько, І.В. Качур, В.Ф. Дроботько, Г.А. Городник

Система моніторингу та морфологія форми нестаціонарних сигналів внутрішньочерепного тиску

У статті розглядається розроблена та впроваджена авторами система виміру внутрішньочерепного тиску (ВЧТ). Пропонується для дослідження хвильових форм часових сигналів ВЧТ застосування алгоритмів калмановської фільтрації та калмановського згладжування, що кожного моменту часу адаптивно проводять оцінку параметрів авторегресійної моделі. За допомогою запропонованих алгоритмів досліджено морфологію хвиль ВЧТ за умов гострої травми головного мозку.

D.V. Drobot'ko, I.V. Kachur, V.F. Drobot'ko, G.A. Gorodnik

Monitoring System and Morphology of Non-stationary Signals of Intraskull Pressure

The system of intraskull pressure (ISP) measuring elaborated and implemented by authors is described in the article. For the studying of ISP temporary signals in the wave forms it is offered to use algorithms of kalman filtration and kalman smoothing that in any moment make adaptively an assessment of autoregression model parameters. ISP wave morphology under serious trauma of brain is studied by means of these algorithms.

Статья поступила в редакцию 09.08.2010.